

Klasifikasi Tanaman Herbal Lokal Berdasarkan Citra Daun Dengan Menggunakan Algoritma *Resnet152v2*

Arneta*¹, Darniati², Chyquitha Danuputri³

¹²³*Infomatika, Universitas Muhammadiyah Makassar, Makassar, 90221, Indonesia*
105841104321@student.unismuh.ac.id

Received: Agustus 01,2025; Accepted: Agustus 01, 2025; Published: 30 September, 2025

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun dengan memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur ResNet152V2. Identifikasi tanaman herbal secara manual masih menjadi tantangan bagi masyarakat karena banyak jenis tanaman memiliki kemiripan morfologi daun, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan dalam pemanfaatannya sebagai bahan obat tradisional. Oleh karena itu, penerapan teknologi pengolahan citra digital berbasis deep learning menjadi solusi yang relevan untuk meningkatkan akurasi identifikasi tanaman herbal. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4.400 citra daun yang dikumpulkan secara langsung di lingkungan alami, mencakup 11 kelas yang terdiri atas tanaman herbal, non-herbal, dan kelas tidak teridentifikasi. Dataset melalui tahap pra-pemrosesan yang meliputi padding, resizing, normalisasi, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan kualitas data. Model ResNet152V2 dilatih menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,0001 dan fungsi loss Categorical Crossentropy, serta menerapkan callback EarlyStopping untuk mencegah overfitting. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi validasi sebesar 99,77% dan akurasi pengujian sebesar 99,11%. Nilai precision, recall, dan F1-score pada hampir seluruh kelas berada di atas 0,95, yang menandakan performa klasifikasi yang sangat baik. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa ResNet152V2 efektif digunakan dalam sistem identifikasi tanaman herbal berbasis citra daun dan berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem pendukung pelestarian tanaman obat lokal.

Kata kunci: ResNet152V2, Klasifikasi Tanaman Herbal, CNN, Deep Learning

Abstract

This research aims to classify local herbal plants based on leaf images by utilizing the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm with the ResNet152V2 architecture. Manual identification of herbal plants remains a challenge for the public because many plant species share similar leaf morphologies, potentially leading to errors in their use as traditional medicinal ingredients. Therefore, the application of deep learning-based digital image processing technology serves as a relevant solution to improve the accuracy of herbal plant identification. The dataset used in this study consists of 4,400 leaf images collected directly in natural environments, covering 11 classes including herbal plants, non-herbal plants, and unidentified classes. The dataset underwent pre-processing stages, including padding, resizing, normalization, and data augmentation to enhance data variety and quality. The ResNet152V2 model was trained using the Adam optimizer with a learning rate of 0.0001 and Categorical Crossentropy loss function, while implementing EarlyStopping callbacks to prevent overfitting. Evaluation results show that the model achieved a validation accuracy of 99.77% and a testing accuracy of 99.11%. Precision, recall, and F1-score values for nearly all classes were above 0.95, indicating excellent classification performance. Consequently, this research demonstrates that ResNet152V2 is effective for leaf image-based herbal plant identification systems and has the potential for further development as a support system for the preservation of local medicinal plants.

Keywords: ResNet152V2, Herbal Plant Classification, CNN, Deep Learning

1. Pendahuluan

Tanaman herbal telah menjadi bagian penting dalam pengobatan tradisional di berbagai wilayah, termasuk Indonesia yang dikenal sebagai negara dengan keanekaragaman hayati yang tinggi. Keberadaan tanaman herbal lokal memiliki potensi besar dalam mendukung kesehatan masyarakat, ekonomi lokal, serta pelestarian budaya pengobatan tradisional. Sebagai upaya untuk mengurangi penggunaan obat-obatan kimia, masyarakat dapat mengonsumsi tanaman herbal berbahan dasar rimpang yang diolah menjadi jamu, seperti jahe, temulawak, lengkuas, dan kunyit, yang bermanfaat dalam meningkatkan daya tahan tubuh [1]. Namun, Sulit bagi masyarakat umum untuk membedakan jenis tanaman herbal karena banyak yang memiliki bentuk dan tekstur mirip. Ini menyebabkan pemanfaatan tanaman herbal sebagai obat seringkali tidak tepat guna. Masyarakat umumnya akan kesulitan untuk mengenal jenis tanaman herbal berdasarkan melihat secara sekilas pada daun [2]. Sebenarnya jika di amati dengan seksama akan bisa membedakan antara daun tanaman herbal satu dengan yang lain. Oleh karena itu, penting bagi masyarakat untuk bisa mengenali tanaman herbal, terutama yang tumbuh di sekitar mereka[3]. Hal ini mengakibatkan banyak tumbuhan obat di Indonesia, termasuk yang memiliki potensi pengobatan, tidak dimanfaatkan secara optimal. Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan untuk membantu identifikasi tanaman herbal adalah dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan, khususnya melalui proses klasifikasi berbasis morfologi daun. Ini relevan karena pola tulang daun adalah petunjuk utama untuk mengenali tanaman herbal, dan klasifikasi tanaman herbal daun memang didasarkan pada morfologi dan tekstur daun yang keduanya dapat diamati atau diukur [4].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba melakukan klasifikasi tanaman herbal menggunakan metode machine learning konvensional. Penelitian oleh [3] menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dan mencapai akurasi 90%, sementara penelitian oleh [1] yang menggunakan Support Vector Machine (SVM) memperoleh akurasi 77,6%. Meskipun hasilnya cukup baik, metode deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) memiliki potensi untuk memberikan akurasi yang lebih tinggi karena kemampuannya dalam mempelajari fitur-fitur kompleks secara otomatis dari citra.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi model klasifikasi berbasis arsitektur ResNet152V2. Salah satu solusi yang dapat diterapkan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan menggunakan teknik Transfer Learning, yang memungkinkan pemanfaatan model yang telah dilatih sebelumnya sehingga dapat mengurangi beban komputasi dan kebutuhan data yang besar [5]. Penggunaan ResNet152V2 diharapkan mampu mengatasi tantangan seperti kemiripan visual antar daun dan variasi kondisi pencahayaan, sehingga menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih akurat dan andal. Dengan mengaplikasikan metode deep learning untuk mengatasi permasalahan identifikasi tanaman herbal secara manual, penelitian ini berkontribusi pada pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan untuk pelestarian pengetahuan lokal. Sebenarnya jika dicermati, daun memiliki ciri-ciri yang dapat dibedakan antara daun satu dengan yang lain. Maka diperlukan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan daun berdasarkan citranya sehingga lebih mudah dalam memberikan informasi mengenai jenis daun tersebut. Hal ini dapat diatasi melalui penerapan teknologi pengolahan citra digital [6]. Hasil dari penelitian ini tidak hanya menunjukkan efektivitas algoritma ResNet152V2, tetapi juga dapat menjadi referensi strategis bagi pengembangan sistem identifikasi visual lainnya di bidang botani dan pertanian.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning, telah membuka peluang besar dalam bidang pengolahan citra digital, termasuk pada sektor pertanian dan botani. Convolutional Neural Network (CNN) dikenal memiliki kemampuan unggul dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur manual. Hal ini menjadikan CNN sangat sesuai untuk menangani permasalahan klasifikasi citra daun yang memiliki kompleksitas tekstur dan pola morfologi yang beragam [7]. Selain itu, penerapan arsitektur deep learning berbasis transfer learning seperti ResNet152V2 memungkinkan pemanfaatan bobot hasil pelatihan pada dataset skala besar, sehingga dapat meningkatkan kinerja model meskipun jumlah dataset penelitian relatif terbatas [8]. Dengan mempertimbangkan potensi tersebut, penelitian ini diharapkan tidak hanya berkontribusi pada peningkatan akurasi klasifikasi tanaman herbal lokal, tetapi juga mendukung digitalisasi pengetahuan tradisional dan pelestarian sumber daya hayati Indonesia secara berkelanjutan.

Susunan artikel ini disusun sebagai berikut: Bagian kedua memberikan gambaran umum mengenai kerangka kerja metodologis yang digunakan, mulai dari akuisisi dataset citra daun, tahap pra-pemrosesan, hingga perancangan arsitektur dan pelatihan model. Bagian ketiga

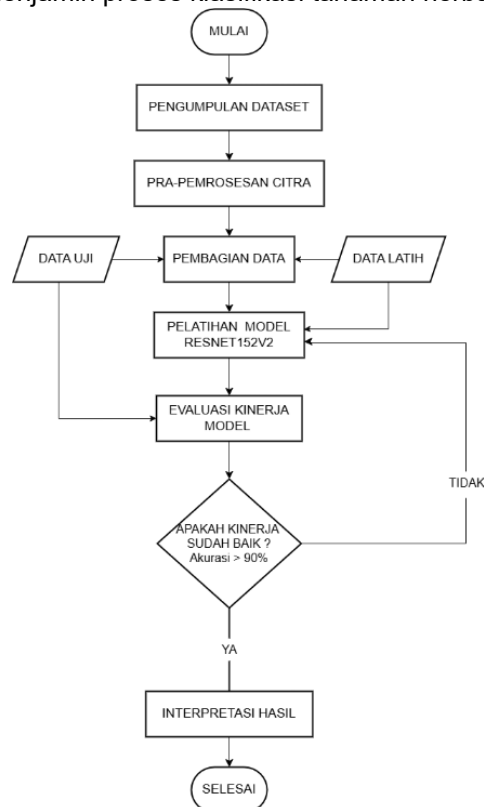
menyajikan landasan teori yang relevan, mencakup pengolahan citra digital, Convolutional Neural Network (CNN), dan arsitektur ResNet152V2 sebagai dasar dari sistem klasifikasi. Bagian keempat membahas temuan utama dari penelitian ini, dengan fokus pada analisis kuantitatif terhadap kinerja model, termasuk akurasi, presisi, dan recall yang dicapai. Terakhir, bagian kesimpulan merangkum temuan-temuan kunci dan menguraikan implikasi serta potensi pengembangan penelitian di masa depan.

2. Metode Penelitian

"Metode penelitian adalah tahapan teratur yang dilakukan peneliti untuk mencari data dan menganalisisnya. Tujuannya adalah untuk menjawab masalah penelitian atau membuktikan dugaan awal atas pertanyaan penelitian yang dibuat [9]. Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahap yang dilakukan yaitu sebagai berikut.

2.1 Perancangan Sistem

Tahapan penelitian ini dilakukan secara berurutan mengikuti skema yang tertera pada Gambar 1. Diagram alur tersebut berfungsi sebagai acuan dalam setiap fase pengerjaan, guna menjamin proses klasifikasi tanaman herbal berjalan secara terstruktur.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

2.2 Pengumpulan Dataset

Dataset adalah bagian paling penting dalam analisis data dan proses belajar mesin. Bagus atau tidaknya hasil kerja model sangat ditentukan oleh kualitas dan jumlah data yang digunakan. Data yang baik harus lengkap, bervariasi, dan tidak memihak supaya model bisa memberikan hasil prediksi yang tepat [10]. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4.400 citra daun yang dikumpulkan secara langsung di desa jenetallasa, kec.pallangga kab.gowa, menggunakan kamera handphone untuk menangkap kondisi nyata tanaman di lingkungan sekitar. Dataset ini terbagi ke dalam 11 kelas, yang terdiri dari 5 kelas tanaman herbal (Sirih, Jambu Biji, Belimbing Wuluh, Sirsak, Kumis Kucing), 5 kelas tanaman non-herbal, dan 1 kelas untuk gambar yang tidak teridentifikasi. Seluruh dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian: 70% untuk data latih, 20% untuk data validasi, dan

10% untuk data uji. Gambar 2 di bawah ini adalah contoh dari daun tanaman herbal yang akan digunakan pada penelitian ini.



Gambar 2. daun tanaman herbal

2.3 Pra-Pemrosesan Citra

Pra-pemrosesan data merupakan tahap awal yang penting dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin. Tujuannya adalah menyiapkan gambar agar siap diolah oleh model secara maksimal. Pada penelitian ini, proses tersebut dilakukan melalui beberapa cara, yaitu normalisasi dan augmentasi gambar, resize dan cropping [11]. Normalisasi dilakukan untuk mengatur nilai piksel gambar ke dalam rentang tertentu, misalnya antara 0 dan 1. Langkah ini diambil agar variasi data lebih kecil sehingga model dapat belajar dengan lebih cepat [12]. Selain itu, ada pula teknik augmentasi data yang tujuannya untuk menambah variasi gambar agar dataset menjadi lebih beragam. Proses penyesuaian skala (resizing) dan pemotongan area tertentu (cropping) berfungsi untuk memastikan seluruh dataset memiliki resolusi yang seragam sebelum memasuki tahap ekstraksi ciri [13].

2.4 Arsitektur dan Pemodelan

Model yang digunakan adalah arsitektur ResNet152V2 dengan pendekatan Transfer Learning. Model dasar dimuat dengan bobot awal yang telah dilatih pada dataset ImageNet, kemudian lapisan klasifikasi teratas (fully connected layer) dihapus dan diganti dengan lapisan baru yang disesuaikan dengan kebutuhan penelitian, yaitu 11 kelas yang terdiri dari lima kelas tanaman herbal, lima kelas non-herbal, serta satu kelas tidak teridentifikasi. Dalam proses ini, digunakan library TensorFlow yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python. Pemilihan library tersebut didasarkan pada dukungan fitur eager execution yang memungkinkan setiap operasi dievaluasi secara mandiri atau terpisah [14].

Pada tahap pelatihan, digunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,0001 serta fungsi loss Categorical Crossentropy yang sesuai untuk kasus klasifikasi multi-kelas. Untuk meningkatkan generalisasi model dan mencegah terjadinya overfitting, diterapkan mekanisme Early Stopping yang secara otomatis menghentikan proses pelatihan apabila tidak terjadi penurunan pada validation loss selama lima epoch berturut-turut. Selain itu, bobot terbaik dari model disimpan untuk memastikan hasil klasifikasi yang optimal.

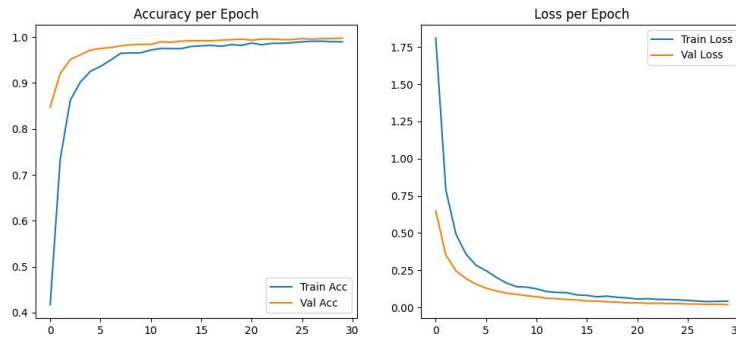
2.5 Metriks Evaluasi

Evaluasi hasil pemodelan dilakukan untuk memastikan bahwa penjelasan dan interpretasi yang dihasilkan telah sesuai dan akurat. Pada penelitian ini, proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix serta beberapa metrik kinerja, yaitu accuracy, recall, precision, dan F1-score, untuk menilai performa model secara menyeluruh [15]. Akurasi menggambarkan tingkat ketepatan keseluruhan prediksi, presisi mengukur seberapa tepat model dalam memberikan prediksi positif, recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan semua data yang benar pada suatu kelas, sedangkan F1-Score digunakan sebagai rata-rata harmonis antara presisi dan recall untuk memberikan penilaian yang lebih seimbang, khususnya pada data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.

3. Hasil Penelitian

3.1 Hasil Pelatihan Model

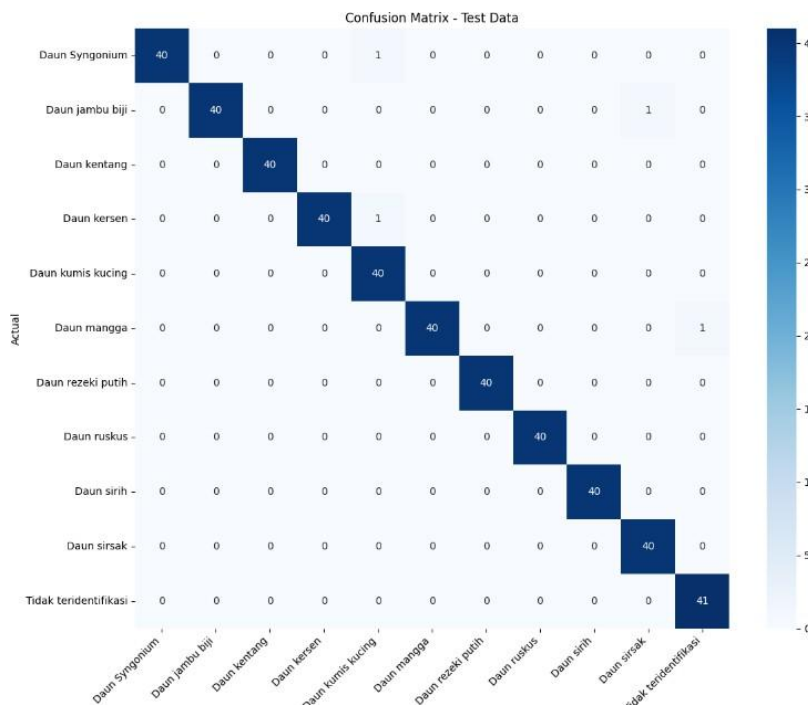
Proses pelatihan model ResNet152V2 menunjukkan hasil yang sangat baik. Grafik akurasi dan loss selama pelatihan (Gambar 3) memperlihatkan bahwa nilai akurasi pada data latih maupun validasi meningkat secara konsisten, sedangkan nilai loss menurun signifikan pada setiap epoch. Hal ini mengindikasikan bahwa model belajar dengan baik dan stabil tanpa mengalami overfitting. Pada epoch ke-30, model mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 99,77%, yang kemudian ditetapkan sebagai model terbaik untuk tahap pengujian lebih lanjut.



gambar 3. Akurasi loss Per Epoch

3.2 Hasil Evaluasi Model

Setelah dilakukan pengujian menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya, model ResNet152V2 menunjukkan kinerja yang sangat memuaskan. Akurasi keseluruhan mencapai 99,11%, yang membuktikan kemampuan model dalam membedakan kelas-kelas daun dengan sangat baik. Evaluasi lebih rinci ditunjukkan melalui confusion matrix (Gambar 3), di mana sebagian besar sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar, terlihat dari nilai diagonal matriks yang sangat dominan.



gambar 4. confusion matrix

Selain itu, laporan klasifikasi (Tabel 1) menunjukkan bahwa hampir semua kelas memiliki nilai precision, recall, dan F1-score di atas 0,95. Bahkan, beberapa kelas seperti Kentang dan Sirih mencapai nilai sempurna (1,00) pada semua metrik evaluasi.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi

	Precision	recall	f1-score	support	
Syngonium	1	0.975609756	0.987654321	41	Syngonium
jambu biji	1	0.975609756	0.987654321	41	jambu biji
kentang	1	1	1	40	kentang
kersen	1	0.975609756	0.987654321	41	kersen
kumis kucing	0.952380952	1	0.975609756	40	kumis kucing
mangga	1	0.975609756	0.987654321	41	mangga
rezeki putih	1	1	1	40	rezeki putih
ruskus	1	1	1	40	ruskus
sirih	1	1	1	40	sirih
sirsak	0.975609756	1	0.987654321	40	sirsak
Tidak teridentifikasi	0.976190476	1	0.987951807	41	Tidak teridentifikasi

3.3 Analisis Kesalahan Prediksi

Meskipun akurasi model sangat tinggi, tetap terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang teridentifikasi. Misalnya, beberapa citra daun Syngonium dan Kersen salah diprediksi sebagai Kumis Kucing. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan visual berupa bentuk daun yang lonjong serta pola urat daun yang hampir sama. Selain itu, terdapat satu citra daun Mangga yang gagal teridentifikasi dengan benar, yang diperkirakan akibat pencahayaan yang kurang optimal pada saat pengambilan gambar.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet152V2 melalui pendekatan Transfer Learning mampu memberikan kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi tanaman herbal lokal berdasarkan citra daun. Model yang dikembangkan berhasil memanfaatkan kemampuan ekstraksi fitur tingkat tinggi sehingga mampu mengenali karakteristik morfologi daun secara akurat. Berdasarkan hasil pengujian, model mencapai tingkat akurasi keseluruhan sebesar 99,11%, yang mencerminkan performa klasifikasi yang stabil dan andal pada data uji.

Keunggulan utama model ini terletak pada kemampuannya dalam menangani tantangan berupa kemiripan visual antar daun serta variasi detail morfologi yang sering sulit dibedakan secara manual. Dengan proses pembelajaran otomatis yang dimiliki CNN, sistem mampu mengidentifikasi pola-pola kompleks tanpa memerlukan ekstraksi fitur secara konvensional. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur ResNet152V2 sangat efektif untuk diterapkan pada permasalahan klasifikasi citra tanaman herbal.

Selain pengembangan model, penelitian ini juga berhasil mengintegrasikan sistem klasifikasi ke dalam aplikasi berbasis web yang fungsional dan mudah diakses. Pengguna dapat melakukan klasifikasi citra daun secara langsung melalui browser. Meskipun demikian, masih terdapat kesalahan minor yang dipengaruhi oleh kemiripan bentuk daun dan kondisi pencahayaan saat pengambilan citra. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas variasi dataset serta mengembangkan arsitektur CNN yang lebih ringan agar dapat diimplementasikan secara optimal pada perangkat dengan spesifikasi terbatas.

Referensi

- [1] A. Arifin, J. Hendyli, and D. E. Herwindiati, "Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 5, no. 1, p. 25, 2021, doi: 10.24912/computatio.v1i1.12811.
- [2] N. Nurdiansyah, M. Muliadi, R. Herteno, D. Kartini, and I. Budiman, "Implementasi Metode Principal Component Analysis (Pca) Dan Modified K-Nearest Neighbor Pada Klasifikasi Citra Daun Tanaman Herbal," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2024, doi: 10.36040/mnemonic.v7i1.6664.
- [3] P. Melati, "Penerapan K-Nearest Neighbor Pada Pengolahan Citra Digital Menggunakan Local Binary Pattern Untuk Klasifikasi Tanaman Herbal," 2020, [Online]. Available: <http://repository.uin-suska.ac.id/29658/>
- [4] A. S. Nurhikam, W. P. Agung, S. Rohman, and I. M. Saputra, "Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Backpropagation Neural Networks," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, p. 1, 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i1.945.
- [5] U. Pembangunan, N. Veteran, J. Timur, J. R. Madya, and G. Anyar, "PENERAPAN ARSITEKTUR CNN-EFFICIENTNETB2 DENGAN TRANSFER LEARNING PADA KLASIFIKASI GAMBAR TOKOH WAYANG KULIT," vol. 13, no. 1, 2025.
- [6] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 388, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4066.
- [7] S. Chandra, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Deteksi Telur Bebek Fertile Dan Infertile," vol. 6, 2025.
- [8] P. A. R. Dan, A. Dalam, and M. Penyakit, "Perbandingan arsitektur resnet152v2 dan alexnet dalam mendeteksi penyakit tanaman jagung menggunakan metode convolutional neural network berbasis web," 2024.
- [9] Y. I. Fajar and U. N. Huda, "Penerapan tensorflow dalam prediksi jenis kelamin dengan menggunakan algoritma cnn," vol. 2, no. 1, pp. 122–129, 2025.
- [10] C. Neural, N. Cnn, R. Firdaus, and J. Satria, "Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech) Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Gambar Mata Dengan Menggunakan Algoritma," vol. 3, no. 3, pp. 267–273, 2022.
- [11] A. Muhammad, D. Pratiwi, and A. Salim, "Penerapan Metode Convolutional Neural Networks Pada Pengenalan Gender Manusia Berdasarkan Foto Tampak Depan," vol. 7, no. 2, pp. 114–123, 2023.
- [12] N. Chalista *et al.*, "Identifikasi Pengenalan Wajah Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.37802/joti.v6i1.694.
- [13] T. Learning, "Jurnal SENOPATI," pp. 42–49, 2024.
- [14] M. Pandia, P. Sihombing, P. Simamora, and R. Kaban, "Kajian Literatur Multimedia Retrieval : Machine Learning Untuk Pengenalan Wajah," vol. 7, pp. 161–166, 2024.
- [15] R. A. P, S. Achmadi, and K. Auliasari, "PENERAPAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA APLIKASI DETEKSI WAJAH PENGUNJUNG PERPUSTAKAAN," vol. 6, no. 1, pp. 253–258, 2022.